



TUGAS AKHIR - SS14 1501

PEMODELAN JUMLAH PENYAKIT DIFTERI DENGAN METODE REGRESI BINOMIAL NEGATIF DI INDONESIA

**YASSINTA NANDA PRATAMA
NRP 1312 100 093**

**Dosen Pembimbing
Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si**

**PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016**



FINAL PROJECT - SS14 1501

NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION MODELLING FOR DHIPHTHERIA IN INDONESIA

YASSINTA NANDA PRATAMA
NRP 1312 100 093

Supervisor
Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN JUMLAH PENYAKIT DIFTERI DENGAN
METODE REGRESI BINOMIAL NEGATIF
DI INDONESIA**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains**

**pada
Program Studi Sarjana S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**YASSINTA NANDA PRATAMA
NRP 1312 100 093**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

**Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si
NIP. 19620603 198701 2 001**



Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016



Pemodelan Jumlah Penyakit Difteri dengan Metode Regresi Binomial Negatif di Indonesia

Nama Mahasiswa : Yassinta Nanda Pratama
NRP : 1310 100 093
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Pembimbing : Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si

Abstrak

Difteri adalah infeksi bakteri yang disebabkan oleh Coryne Bacterium Diphtheriae (CBD) yang merupakan penyakit menular dan mematikan yang menyerang saluran pernapasan atas. Indonesia menduduki peringkat ketiga tertinggi di dunia dengan jumlah kasus difteri pada tahun 2014 sebesar 396 kasus. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian difteri di Indonesia. Kasus jumlah penyakit difteri di Indonesia merupakan data count. Umumnya jika variabel respon adalah data count dapat dianalisis dengan menggunakan regresi Poisson. Regresi Poisson tidak sesuai jika variabel responnya overdispersi termasuk data jumlah penyakit difteri di Indonesia. Sehingga pada penelitian ini menggunakan metode regresi binomial negatif. Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah data sekunder yang diambil dari Profil Kesehatan Indonesia tahun 2014 dan bank data Kementerian Kesehatan Indonesia tahun 2014. Model yang diperoleh untuk kejadian difteri di Indonesia dengan menggunakan regresi binomial negatif adalah $\ln(\hat{\mu}) = 5,26123 + 0,025256X_1 + 0,000569X_2$. Faktor – faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah penyakit difteri di Indonesia adalah persentase penderita difteri yang memperoleh imunisasi DPT3, dan jumlah tenaga medis.

Kata kunci : Difteri Regresi Binomial Negatif, Regresi Poisson

Negative Binomial Regression Modelling for Diphtheria in Indonesia

Name of Student : Yassinta Nanda Pratama
NRP : 1310 100 093
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si

Abstract

Diphtheria is a bacterial infection caused by a bacterium Coryne diphtheriae (CBD), which is a contagious and deadly disease that attacks the upper respiratory tract. Indonesia ranks third highest in the world with the number of cases of diphtheria in 2014 amounted to 396 cases. The purpose of this study was to determine the variables that significantly influence the number of occurrences of diphtheria in Indonesia. The number of diphtheria cases in Indonesia is the data count. Generally if a response variable is a count of data can be analyzed using Poisson regression. Poisson regression is not appropriate when the response variable overdispersi including data on the number of diphtheria in Indonesia . So in this study using a negative binomial regression. The data used in this research is secondary data drawn from the Indonesia Health Profile 2014 and the Indonesian Health Ministry data bank 2014. The model for the incidence of diphtheria in Indonesia by using negative binomial regression is $\ln(\hat{\mu}) = 5,26123 + 0,025256X_1 + 0,000569X_6$. Factors - factors that significantly affect the amount of diphtheria in Indonesia is the percentage of patients with DPT3 diphtheria immunizations, and the number of medical personnel.

Keywords : Binomial Negative Regression, Diphtheria, Poisson Regression

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PAGE TITLE	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Multikolinearitas.....	5
2.2 Regresi Poisson.....	6
2.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson ...	7
2.2.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson.	9
2.3 Overdispersi	10
2.4 Regresi Binomial Negatif.....	10
2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif.....	12
2.4.2 Pengujian Parameter Model Regresi Binomial Negatif.....	13
2.5 <i>Akaike Information Criterion (AIC)</i>	14
2.6 Penyakit Difteri	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	17
3.2 Variabel Penelitian.....	17
3.3 Langkah Penelitian.....	19

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1	Gambaran Jumlah Kejadian Difteri di Indonesia beserta variabel yang Mempengaruhinya.	21
4.1.1	Gambaran Kejadian Difteri di Indonesia.....	21
4.1.2	Gambaran Variabel yang mempengaruhi Kejadian Difteri	23
4.2	Pemodelan Jumlah Kasus Difteri di Indonesia tahun 2014	25
4.2.1	Pemeriksaan Multikolinearitas	25
4.2.2	Pemodelan Regresi Poisson.....	26
4.2.3	Pemeriksaan Overdispersi	28
4.2.4	Pemodelan Regresi Binomial Negatif	29
4.3	Perbandingan Nilai AIC.....	31

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1	Kesimpulan	33
5.2	Saran	33

DAFTAR PUSTAKA..... 35

LAMPIRAN..... 39

BIOGRAFI PENULIS..... 53

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Struktur Data Indonesia.....	19
Tabel 4.1	5 Propinsi Kejadian Difteri Tertinggi di Indonesia	22
Tabel 4.2	Statistika Deskriptif Variabel yang Mempengaruhi Kejadian Difteri di Indonesia	23
Tabel 4.3	Nilai VIF dari Variabel Prediktor.....	25
Tabel 4.4	Estimasi Parameter Model Regresi Poisson	26
Tabel 4.5	Nilai Initial θ	28
Tabel 4.6	Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif.....	29
Tabel 4.7	Perbandingan Nilai AIC	31

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Diagram Alir Langkah Analisis	20
Gambar 4.1	Perkembangan Kejadin Difteri di Indonesia ..	22

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit difteri merupakan infeksi bakteri yang dapat dicegah dengan imunisasi. Difteri disebabkan oleh bakteri *Coryne Bacterium Diptheriae* (CBD) yang merupakan penyakit menular yang menyerang saluran pernafasan bagian atas dan terlihat selaput putih kotor yang semakin lama akan membesar yang akan mempersempit saluran pernafasan, biasanya bagian tubuh yang diserang adalah tonsil, faring, dan hidung. Toksin difteri menyebabkan paralisis otot dan miokarditis yang berhubungan dengan tingginya angka kematian (World Health Organization, 2013).

Difteri ditemukan pada era Hipocrates saat wabah kali pertama terjadi yaitu pada abad ke V sebelum masehi (Nandi, Purkayasha, & Bhattacharjee, 2003). Pada tahun 1883 bakteri penyebab difteri diidentifikasi oleh Klebs dan pada tahun 1890 antitoksin difteri dikembangkan. Adanya pengembangan vaksin membuat kejadian difteri menurun secara signifikan (Ikatan Dokter Anak Indonesia, 2011). Namun, pada beberapa negara di dunia difteri masih endemic seperti di bagian Asia, Afrika, dan Amerika Selatan (Lestari, 2012). Penyakit ini pernah terjadi di *Commonwealth Of Independent States* (CIS) di bagian negara Uni Sovyet pada tahun 1991 hingga tahun 1995. Kasus terbanyak terjadi tahun 1994 yakni 47.802 penderita dan 1746 meninggal dunia, penderita terjadi pada berbagai umur dari anak-anak sampai umur dewasa dan dilaporkan bahwa penyebabnya penyakit adalah bakteri Strain *Corinebacterium Dyphtheriae* tipe gravis. Pada umumnya kasus terjadi karena kontak dengan penderita karier (Patrick & Yvone, 2004). Pada tahun 2014 tercatat ada 24 negara yang masih mengalami kasus difteri. Indonesia menduduki peringkat ke tiga di dunia dengan jumlah kasus difteri sebanyak 396 setelah India dengan jumlah kasus 6094 dan

Nepal sebanyak 1079 kasus (World Health Organization, 2016). Jumlah kasus difteri sempat mengalami penurunan pada tahun 1998 namun kembali mengalami peningkatan jumlah kasus pada tahun 2002 yakni sebanyak 402 kasus. Puncaknya adalah pada tahun 2012 dimana terdapat sebanyak 1192 kasus difteri. Oleh karena masih besarnya jumlah penyakit difteri di Indonesia maka perlu dilakukan analisis mengenai faktor – faktor yang mempengaruhi jumlah kasus difteri di Indonesia sehingga jumlah kasus difteri dapat dikurangi bahkan dihilangkan.

Ada beberapa penelitian tentang difteri sebelumnya, diantaranya adalah Alfa'ida (2013) mengenai Pengelompokan kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan jumlah kasus difteri dan faktor - faktor penyebabnya pada KLB difteri, Lestari (2012) tentang faktor - faktor yang berhubungan dengan kejadian difteri di Sidoarjo tahun 2012 dan Nandasari (2014) mengenai pemodelan jumlah kejadian luar biasa difteri di Jawa Timur menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). Penelitian tersebut menyatakan bahwa faktor – faktor yang mempengaruhi difteri di kabupaten/kota di Jawa Timur adalah persentase penderita difteri yang mendapatkan DPT3, persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS), dan persentase rumah tangga yang memiliki sumber air minum terlindungi.

Jumlah kasus difteri merupakan data diskrit (*count*) yang diasumsikan berdistribusi poisson sehingga untuk mengetahui faktor – faktor yang berpotensi dalam kasus difteri dengan menggunakan analisis regresi poisson. Regresi poisson merupakan analisis regresi nonlinear dari distribusi Poisson, dimana analisis ini sangat cocok digunakan dalam menganalisis data diskrit (*count*) jika mean proses sama dengan variansnya (*equidispersi*). Akan tetapi, jumlah kasus difteri yang terjadi di Indonesia memiliki varians lebih besar dibandingkan dengan rata-ratanya atau disebut dengan

overdispersi Hal ini mengakibatkan dugaan regresi poisson kurang akurat. Oleh karena itu, untuk menangani masalah overdispersi, dapat dilakukan pemodelan dengan regresi binomial negatif. Model ini dapat mengatasi masalah overdispersi karena tidak mengharuskan nilai mean yang sama dengan nilai varians seperti pada model regresi Poisson.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya oleh Permana (2015) tentang pemodelan jumlah kematian ibu di Jawa Timur dengan pendekatan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dan Regresi Binomial Negatif, Irawati (2013) tentang penerapan analisis GPR dan Regresi Binomial Negatif untuk mengatasi kasus overdispersi pada jumlah kasus kanker serviks di Jawa Timur dan Mahardika (2014) mengenai pemodelan jumlah kematian bayi di Kabupaten Bojonegoro dengan menggunakan metode analisis regresi binomial negative diperoleh hasil model regresi binomial negatif merupakan model terbaik dalam penanganan kasus overdispersi pada regresi poisson karena menghasilkan nilai AIC terkecil.

1.2 Perumusan Masalah

Difteri merupakan penyakit menular yang menyerang saluran pernapasan dan dapat menyebabkan kematian yang dapat dicegah dengan imunisasi, tetapi hingga saat ini jumlah kasus difteri di Indonesia masih tinggi. Data WHO pada tahun 2014 menyebutkan bahwa Indonesia menduduki peringkat ketiga di dunia dengan jumlah kasus difteri sebanyak 396 kasus. Sebelum ini, belum diketahui penyebab yang mempengaruhi tingginya kasus difteri di Indonesia. Sehingga perlu dilakukan analisis mengenai faktor – faktor penyebab tingginya jumlah difteri. Berdasarkan hal tersebut, maka permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah mengidentifikasi faktor – faktor yang mempengaruhi tingginya jumlah kasus difteri tahun 2014 menggunakan regresi binomial negatif di Indonesia.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan model untuk kasus difteri di Indonesia pada tahun 2014 dengan menggunakan metode regresi binomial negatif.
2. Mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi tingginya jumlah kasus difteri di Indonesia pada tahun 2014 dengan menggunakan metode regresi binomial negatif.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran secara umum tentang faktor – faktor yang mempengaruhi jumlah kasus difteri di tiap Propinsi di Indonesia kepada Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, sehingga kedepannya dapat digunakan sebagai masukan dalam membuat kebijakan yang bertujuan untuk menekan jumlah kasus difteri di Indonesia. Sedangkan untuk mahasiswa diharapkan dapat memberikan wawasan terhadap metode regresi binomial negative sebagai aplikasi statistic dalam bidang kesehatan.

1.5 Batasan Masalah

Terdapat dua batasan masalah untuk penelitian ini, diantaranya adalah dalam pemilihan model terbaik menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) sebagai indikatornya dan pendeteksian multikolinearitas menggunakan nilai VIF.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Multikolinearitas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi dengan beberapa variabel independen termasuk regresi poisson adalah tidak terjadi korelasi yang kuat antar-variabel independen atau yang biasa disebut multikolinearitas. Adanya korelasi antar variabel prediktor dalam model regresi menyebabkan taksiran parameter yang dihasilkan akan memiliki error yang sangat besar. Pendeteksian kasus multikolinieritas dapat dilihat melalui nilai VIF (*Varian Inflation Factor*). Multikolinearitas terjadi apabila nilai VIF lebih dari 10. Nilai VIF dapat dinyatakan sebagai berikut (Hocking, 1996).

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2.1)$$

Dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi hasil analisis regresi antara satu variabel x_j dengan variabel x_j lainnya yang merupakan variabel prediktor dengan model sebagai berikut.

$X_j = \beta_0 + \beta_1 z_{1j} + \beta_2 z_{2j} + \dots + \beta_m z_{mj} + \varepsilon_i ; j = 1, 2, \dots, n$
Dimana $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ menyatakan parameter yang tidak diketahui dan $z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{mj}$ merupakan variabel prediktor. Nilai R_j^2 dapat dinyatakan sebagai berikut (Draper & Smith, 1998).

$$R_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_{ij} - \bar{x}_j)^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad (2.2)$$

Dimana,

\hat{x}_{ij} = Observasi ke-i dari variabel prediksi x_j

x_{ij} = Observasi ke-i dari variabel x_j

\bar{x}_j = rata – rata variabel x_j

i = Observasi ke- i

Solusi untuk mengatasi adanya kasus multikolinearitas adalah dengan mengeluarkan variabel prediktor satu per satu mulai dari yang memiliki nilai VIF paling besar atau dengan membentuk variabel baru menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA).

2.2 Regresi Poisson

Regresi poisson merupakan model regresi nonlinear dimana variabel respon (variabel Y) diasumsikan mengikuti distribusi Poisson dan berupa data *count*. Distribusi Poisson merupakan distribusi yang paling sederhana untuk data count (Agresti, 2002). Distribusi poisson adalah distribusi acak yang menyatakan sukses yang terjadi dalam suatu selang waktu atau daerah tertentu (Walpole, 1995). Berikut adalah ciri – ciri percobaan yang mengikuti distribusi Poisson (Cameron & Triverdi, 1998).

1. Kejadian yang jarang terjadi.
2. Bergantung pada interval waktu tertentu.
3. Kejadian yang termasuk ke dalam *counting process* atau termasuk ke dalam lingkupan proses stokastik.

Jika variable random diskrit y merupakan distribusi poisson dengan parameter μ maka fungsi peluang dari distribusi poisson itu sendiri dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(y, \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.3)$$

Dengan μ merupakan rata – rata variabel random y yang berdistribusi poisson dimana nilai rata – rata dan varians dari y mempunyai nilai lebih dari 0.

Misalkan ingin mengetahui hubungan antara suatu variable respon Y dengan m buah variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_m dimana y merupakan data diskrit (*count*) dan menyatakan banyaknya kejadian yang diamati pada suatu populasi tertentu. Variabel Y diasumsikan berdistribusi poisson. Diberikan sampel acak berukuran n yaitu

$\{(y_i, (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi})); i = 1, 2, \dots, n\}$ dimana y_i adalah pengamatan ke- i dari variabel respon Y dan $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}$ adalah pengamatan ke- i dari variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_m . Berikut merupakan model regresi secara umum.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.4)$$

Dimana $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ menyatakan parameter yang tidak diketahui dan ε_i menyatakan error untuk pengamatan ke- i dan diasumsikan nilai $E(\varepsilon_i)=0$. Jika dinyatakan dalam bentuk vektor maka akan menjadi

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i \quad (2.5)$$

Misal diasumsikan nilai ekspektasi untuk y_i adalah $E(y_i | x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}) = \mu_i$ dan sebelumnya telah diasumsikan bahwa nilai $E(\varepsilon_i)=0$, maka akan diperoleh $\mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi}$, atau bila dinyatakan dengan bentuk vektor menjadi

$$\mu_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (2.6)$$

Dalam model poisson, y_i adalah variabel yang berupa data diskrit (*count*) sehingga y_i merupakan bilangan bulat non-negatif. Maka nilai $E(y_i)$ tidak mungkin negatif. Untuk mengatasi keadaan tersebut maka dapat digunakan fungsi penghubung yang menghubungkan antara *fitted value* (μ_i) dengan prediktor linear ($\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$). Model poisson secara umum menggunakan fungsi penghubung logaritma atau log link yaitu

$$\ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \\ \mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \quad (2.7)$$

2.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Penaksiran parameter model regresi poisson menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yaitu dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood. Fungsi likelihood dari regresi poisson adalah sebagai berikut.

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}$$

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^{y_i}}{y_i!}$$

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{-\sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} \exp(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^{y_i}}{\prod_{i=1}^n y_i!} \quad (2.8)$$

Fungsi *likelihood* diubah dalam bentuk logaritma natural sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \ln \left(\frac{e^{-\sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} \exp(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^{y_i}}{\prod_{i=1}^n y_i!} \right)$$

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = -\sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) + \sum_{i=1}^n \{y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - \ln(y_i!)\} \quad (2.9)$$

Dimana,

$$\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \dots \quad \beta_p]^T \text{ dan } \mathbf{x}_i = [1 \quad x_{1i} \quad \dots \quad x_{pi}]^T$$

Berikut ini merupakan langkah – langkah optimasi menggunakan metode Newton – Raphson.

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\boldsymbol{\beta}$ yaitu $\hat{\boldsymbol{\beta}}_0$.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_0 = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$$
dengan,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{p1} \\ 1 & x_{12} & \dots & x_{p2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1i} & \dots & x_{pi} \end{bmatrix}$$

$$Y = [y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_p]^T$$

2. Membentuk vektor gradien g.

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})_{(p+1) \times 1} = \left[\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} \right]_{\boldsymbol{\beta}=\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}}^T$$

k merupakan banyaknya parameter yang diestimasi (variabel prediktor).

3. Membentuk matriks Hessian **H**.

$$H(\boldsymbol{\beta}_{(m)})_{(p+1) \times (p+1)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \beta_1} & \dots & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \beta_k} \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \beta_0} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1^2} & \dots & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \beta_k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \beta_0} & \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix}_{\boldsymbol{\beta}=\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}}$$

4. Memasukkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_0$ ke dalam vector gradient \mathbf{g} dan matriks hessian sehingga didapatkan $H(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ dan $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$
5. Melakukan iterasi pada persamaan sebagai berikut.
 $\boldsymbol{\beta}_{(m+1)} := \boldsymbol{\beta}_{(m)} - H^{-1}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})$
 $\boldsymbol{\beta}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada itersi ke-m.
6. Penaksir parameter yang konvergen diperoleh jika $\|\boldsymbol{\beta}_{(m+1)} - \boldsymbol{\beta}_{(m)}\| < \varepsilon$, jika belum diperoleh penaksir yang konvergen kembali ke langkah 5 dengan iterasi ke (m+1).

2.2.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

signifikansi secara serentak menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis pengujianya adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = -2 \ln \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \quad (2.10)$$

$L(\hat{\Omega})$ merupakan nilai maksimum likelihood untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor, $L(\hat{\omega})$ merupakan nilai maksimum *likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variabel prediktor, sedangkan $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ merupakan devians model regresi poisson. H_0 ditolak

jika $D(\hat{\beta}) > x_{(p;\alpha)}^2$ yang artinya bahwa ada salah satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap model regresi poisson. Pengujian signifikansi secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (2.11)$$

Dengan $se(\hat{\beta}_k)$ adalah *standart error* dari parameter $\hat{\beta}_k$. Nilai $(se(\hat{\beta}_k))^2$ diperoleh dari elemen diagonal ke $(k+1)$ dari $var(\hat{\beta})$ dengan $var(\hat{\beta}) = -E[H^{-1}(\hat{\beta})]$. H_0 ditolak jika $|z_{hitung}| > z_{(\frac{\alpha}{2})}$ dengan α merupakan tingkat signifikansi yang ditentukan. Tolak H_0 artinya bahwa parameter ke- k signifikan terhadap model regresi poisson.

2.3 Overdispersi

Overdispersi adalah kondisi dimana nilai varians dari variabel respon lebih besar dari nilai mean variabel respon yang artinya sifat equidispersi tidak terpenuhi. Overdispersi menyebabkan taksiran parameter model menjadi bias dan tidak efisien. Selain itu, overdispersi menyebabkan tingkat kesalahan model semakin besar dan regresi poisson menjadi tidak sesuai. Untuk mendeteksi keberadaan overdispersi menggunakan nilai *Pearson Chi-square* atau *deviance* dibagi dengan derajat bebasnya. Terjadi kasus overdispersi jika hasil bagi *Pearson Chi-square* atau *deviance* dengan derajat bebasnya lebih besar dari 1 (Hilbe, 2007).

2.4 Regresi Binomial Negatif

Pada kasus overdispersi diperlukan suatu distribusi yang lebih fleksibel dibandingkan poisson. Distribusi yang sering

digunakan untuk kasus overdispersi adalah binomial negatif. Model binomial negatif tidak menekankan pada sifat equidispersi. Model binomial negatif merupakan salah satu solusi untuk mengatasi masalah overdispersi yang didasarkan pada model campuran Poisson-Gamma (Hardin & Hilbe, 2007). Fungsi massa probabilitas dari model binomial negatif adalah sebagai berikut.

$$p(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta})y!} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu} \right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu}{1 + \theta\mu} \right)^y; y=0,1,2,\dots,n \quad (2.12)$$

Dimana y merupakan nilai data diskrit (*count*), μ adalah nilai harapan dari y dan θ merupakan paramer dispersi. Pada persamaan (2.8), kondisi overdispersi ditunjukkan dengan nilai $\theta > 1$.

Misalkan ingin mengetahui hubungan antara suatu variable respon Y dengan m buah variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_m dimana y merupakan data diskrit (*count*) dan menyatakan banyaknya kejadian yang diamati pada suatu populasi tertentu. Variabel Y diasumsikan berdistribusi binomial negatif. Diberikan sampel acak berukuran n yaitu $\{(y_i, (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi})); i = 1, 2, \dots, n\}$ dimana y_i adalah pengamatan ke- i dari variabel respon Y dan $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}$ adalah pengamatan ke- i dari variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_m . Berikut merupakan model regresi secara umum.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.13)$$

Dimana $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ menyatakan parameter yang tidak diketahui dan ε_i menyatakan error untuk pengamatan ke- i dan diasumsikan nilai $E(\varepsilon_i)=0$. Jika dinyatakan dalam bentuk vector maka akan menjadi

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i \quad (2.14)$$

Misal diasumsikan nilai ekspektasi untuk y_i adalah $E(y_i | x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}) = \mu_i$ dan sebelumnya telah diasumsikan bahwa nilai $E(\varepsilon_i)=0$, maka akan diperoleh $\mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} +$

$\beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi}$, atau bila dinyatakan dengan bentuk vektor menjadi

$$\mu_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (2.15)$$

Dalam model binomial negatif, y_i adalah variabel yang berupa data diskrit (*count*) sehingga y_i merupakan bilangan bulat non-negatif. Maka nilai $E(y_i)$ tidak mungkin negatif. Untuk mengatasi keadaan tersebut maka dapat digunakan fungsi penghubung yang menghubungkan antara *fitted value* (μ_i) dengan prediktor linear ($\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$). Model binomial negatif secara umum menggunakan fungsi penghubung logaritma atau log link yaitu

$$\begin{aligned} \ln(\mu_i) &= \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \\ \mu_i &= \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \end{aligned} \quad (2.16)$$

2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) digunakan untuk estimasi parameter dalam regresi binomial negatif. Fungsi likelihood dari regresi binomial negatif adalah sebagai berikut.

$$L(\boldsymbol{\beta}, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) y_i!} \left(\frac{1}{1 + \theta \mu_i} \right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right)^{y_i} \quad (2.17)$$

Berikut ini merupakan langkah – langkah dalam estimasi parameter model regresi binomial negatif (Cameron & Triverdi, 1998).

1. Menentukan taksiran awal dari θ yaitu $\hat{\theta}_1$.
2. Menghasilkan parameter θ dengan menggunakan prosedur iterasi *Newton Rhapson*.

$$\hat{\theta}_{i+1} = \hat{\theta}_i - \frac{f'(\theta_i)}{f''(\theta_i)}$$

Dimana $f'(\theta_i)$ adalah turunan pertama fungsi likelihood $L(\boldsymbol{\beta}, \theta)$ terhadap parameter θ dan $f''(\theta_i)$ adalah turunan kedua fungsi likelihood $L(\boldsymbol{\beta}, \theta)$ terhadap parameter θ . Iterasi bearkhir sampai diperoleh $|\hat{\theta}_{i+1} - \hat{\theta}_i| < \varepsilon$; ε

merupakan nilai bilangan positif yang sangat kecil, misal $\varepsilon=0,001$. Jika tidak, maka kembali ke langkah 2 dengan menggunakan parameter $= \hat{\theta}_{i+1}$.

3. Menentukan estimasi maksimum likelihood dari parameter β menggunakan prosedur iterasi *Fisher Scoring* dengan asumsi $\theta = \hat{\theta}_1$.

$$\hat{\beta}_{i+1} = \hat{\beta}_i + (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i z_i$$

Iterasi berakhir sampai diperoleh $\|\hat{\beta}_{i+1} - \hat{\beta}_i\| \leq \varepsilon$.

2.4.2 Pengujian Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Pengujian signifikansi parameter model regresi binomial negatif terdiri dari uji serentak dan parsial. Uji signifikansi secara serentak menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis pengujiannya adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \quad (2.18)$$

$L(\hat{\Omega})$ merupakan nilai maksimum likelihood untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor, $L(\hat{\omega})$ merupakan nilai maksimum *likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variabel prediktor, sedangkan $D(\hat{\beta})$ merupakan devians model regresi poisson. H_0 ditolak jika $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(p;\alpha)}$ yang artinya bahwa ada salah satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap model regresi binomial negatif. Pengujian signifikansi secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (2.19)$$

Dengan $se(\hat{\beta}_k)$ adalah *standart error* dari parameter $\hat{\beta}_k$. Nilai $(se(\hat{\beta}_k))^2$ diperoleh dari elemen diagonal ke $(k+1)$ dari $var(\hat{\beta})$ dengan $var(\hat{\beta}) = -E[H^{-1}(\hat{\beta})]$. Nilai H_0 ditolak jika $|Z_{hitung}| > z_{(\frac{\alpha}{2})}$ dengan α merupakan tingkat signifikansi yang ditentukan. Tolak H_0 artinya bahwa parameter ke- k signifikan terhadap model regresi binomial negatif.

2.5 Akaike Information Criterion (AIC)

Indikator pemilihan model terbaik dari beberapa model yang umum digunakan pada model regresi adalah nilai Akaike Informaton Criterion (AIC). Metode ini didasarkan pada metode *Maximum Likelihood Estimate* (MLE). Perhitungan AIC dapat dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$AIC = -2 \ln L(\tilde{\theta}) + 2k \quad (2.20)$$

Dimana $L(\tilde{\theta})$ adalah nilai likelihood dan k adalah jumlah parameter. Model regresi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai AIC terkecil (Bozdogan, 1998).

2.6 Penyakit Difteri

Menurut *World Health Organization* (2013) difteri adalah penyakit menular akut yang disebabkan oleh toksin dari bakteri *Coryne Bacterium Diphtheriae*. Bakteri tersebut dapat mengeluarkan zat racun yang akan menimbulkan kematian mendadak dan kelumpuhan saraf-saraf tepi sedangkan menurut Ngastiyah (2005) Difteri adalah suatu infeksi akut yang mudah menular dan yang sering diserang adalah saluran pernapasan bagian atas dengan tanda khas timbulnya *pseudomembran*. Penyakit ini dijelaskan pertama kali oleh Hippocrates pada abad ke-5 SM, kemudian pada abad ke-6 SM Aetius

menceritakan tentang epidemi difteri. Masa inkubasi penyakit difteri ini 2–5 hari dengan perjalanan penyakit bersifat perlahan-lahan (insidious), masa penularan penderita 2-4 minggu sejak masa inkubasi, sedangkan masa penularan carier bisa sampai 6 bulan. Dimulai dari gejala yang tidak spesifik seperti demam, lesu, nafsu makan menurun sampai kemudian muncul gejala klinis yang khas diantaranya; cairan hidung bercampur darah (serosanguinus) dan kemudian mukopurulen cairan hidung kental bercampur nanah dan sesak nafas. Dalam tahap lanjut, difteri bisa menyebabkan kerusakan pada jantung, ginjal dan sistem saraf. Kondisi seperti itu pada akhirnya bisa berakibat sangat fatal dan berujung pada kematian. Pada penderita difteri tenggorokan akan terasa sakit disertai dengan demam dan tubuh akan melemah. Juga akan mengalami sesak napas karena saluran di tenggorokan terblokir oleh selaput tebal berwarna abu-abu. Ciri yang khusus pada difteri ialah terbentuknya lapisan yang khas selaput lendir pada saluran nafas, serta adanya kerusakan otot jantung dan saraf.

Semua golongan umur baik anak-anak maupun orang dewasa dapat tertular oleh penyakit ini. Namun anak usia kurang dari 5 tahun dan orang tua diatas 60 tahun sangat beresiko tertular penyakit Difteri. Sebelum adanya vaksinasi, racun yang dihasilkan oleh kuman ini sering menyebabkan penyakit yang serius, bahkan dapat menimbulkan kematian (GoSehat, 2015).

Penyakit Difteri dapat disebabkan oleh beberapa faktor yang saling mempengaruhi. Berikut adalah karakteristik berbagai faktor risiko timbulnya penyakit difteri yang memungkinkan (Dinas Kesehatan Lumajang, 2014).

1. Faktor *Host*

Faktor *host* yang mempengaruhi kejadian difteri pada umumnya adalah umur, jenis kelamin, status imunisasi, status gizi, status sosial ekonomi dan perilaku. Umur merupakan faktor *host* terpenting dalam penyebabnya timbulnya penyakit. Penyakit difteri banyak menyerang kelompok umur anak –

anak terutama bayi. Bayi memiliki imunitas ilmiah pasif yang berasal dari ibu yang masuk melalui plasenta dan biasanya akan menghilang sebelum 6 bulan. Oleh karena itu diperlukan imunisasi untuk meningkatkan imunitas bayi sehingga bayi tidak akan mudah terinfeksi penyakit difteri.

2. Faktor Lingkungan

Faktor lingkungan yang dimaksud adalah segala sesuatu yang berada disekitar manusia serta pengaruh-pengaruh luar yang mempengaruhi perkembangan manusia. Faktor lingkungan dibagi menjadi dua yaitu lingkungan fisik dan non fisik. Lingkungan fisik terdiri dari keadaan geografis (dataran tinggi/rendah, persawahan, dll), kelembapan udara, temperatur, dan lingkungan tempat tinggal. Sanitasi lingkungan perumahan sangat berkaitan dengan penularan penyakit dan sarana air minum merupakan bagian yang sangat penting dari kesehatan lingkungan. Sumber air minum dapat berasal dari sumur gali, sumur pompa tangan dalam/dangkal, sumur artesis, PDAM, penampungan air hujan, dan penampungan mata air. Semua sumber tersebut harus memenuhi syarat kesehatan air minum. Lingkungan non fisik meliputi sosial (pendidikan, pekerjaan), budaya, ekonomi, dan politik.

3. Faktor *Agent*

Agent penyebab penyakit terdiri dari bahan kima, mekanik, psikologis atau biologis. Penyakit menular biasanya disebabkan oleh agen biologis seperti infeksi bakteri, virus, parasit, atau jamur. Penyakit difteri ini disebabkan oleh *Corynebacterium Diphtheriae*.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah data sekunder mengenai penyakit difteri di Indonesia pada tahun 2010-2014 beserta faktor – faktor yang mempengaruhinya yang diperoleh melalui data profil kesehatan di Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2010-2014 serta Bank Data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Jumlah lokasi pengamatan yang digunakan adalah sebanyak 33 propinsi di Indonesia.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang akan digunakan pada penelitian ini terbagi menjadi 2 yaitu variabel respon atau variabel dependen (Y) dan variabel prediktor atau independen (X) dengan unit yang diamati adalah tiap propinsi di Indonesia tahun 2014.

Penjelasan masing – masing variabel adalah sebagai berikut.

1. Jumlah Difteri di tiap propinsi di Indonesia tahun 2014 (Y)
2. Persentase penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3 (X_1).

Merupakan hasil bagi antara jumlah penderita yang mendapat imunisasi DPT3 terhadap keseluruhan penderita difteri di tiap propinsi di Indonesia dikalikan dengan 100%.

3. Persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS) (X_2)

Merupakan hasil bagi dari jumlah rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat terhadap jumlah rumah tangga yang dipantau di propinsi di Indonesia dikalikan dengan 100%. Jumlah rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat diperoleh dari hasil survey yang mana rumah tangga dikatakan berperilaku hidup bersih dan sehat apabila memenuhi 10 kriteria sebagai berikut.

- a. Persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan
- b. Memberi bayi ASI eksklusif

- c. Menimbang balita setiap bulan
 - d. Menggunakan air bersih
 - e. Mencuci tangan dengan air bersih dan sabun
 - f. Menggunakan jamban sehat
 - g. Memberantas jentik di rumah sekali seminggu
 - h. Makan sayur dan buah setiap hari
 - i. Melakukan aktivitas fisik setiap hari
 - j. Tidak merokok di dalam rumah
4. Presentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap air minum layak (X_3)
Merupakan hasil bagi antara jumlah rumah tangga dengan akses air minum layak terhadap jumlah rumah tangga yang diperiksa akses airnya dikalikan 100%.
5. Persentase rumah sehat menurut propinsi di Indonesia (X_4)
Merupakan hasil bagi antara jumlah rumah sehat terhadap jumlah rumah yang diperiksa dikalikan 100%. Rumah sehat adalah rumah yang memiliki kriteria minimal akses air minum, akses jamban sehat, lantai, pencahayaan, dan ventilasi sesuai dengan Kepmenkes RI Nomor 829/MENKES/SK/VII/1999 tentang persyaratan Kesehatan Perumahan dan Permenkes Nomor 1077/MENKES/PER/2012 tentang Pedoman Penyehatan Udara dalam Ruang Rumah.
6. Jumlah Sarana Kesehatan (Puskesmas) (X_5)
7. Jumlah Tenaga Medis (X_6)
Berikut adalah struktur data dari jumlah kasus difteri yang terjadi di Indonesia.

Tabel 3.1 Struktur Data Indonesia

Propinsi	Y	X_1	X_2	...	X_6
(1)	(2)	(3)	(4)	...	(8)
1	y_1	$x_{1;1}$	$x_{2;1}$...	$x_{6;1}$
2	y_2	$x_{1;2}$	$x_{2;2}$...	$x_{6;2}$
3	y_3	$x_{1;3}$	$x_{2;3}$...	$x_{6;3}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots

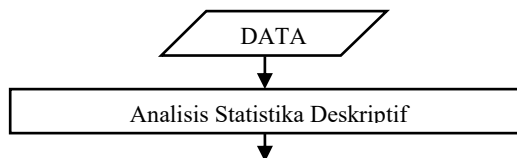
33	Y_{33}	$X_{1;33}$	$x_{2;33}$...	$X_{6;33}$
----	----------	------------	------------	-----	------------

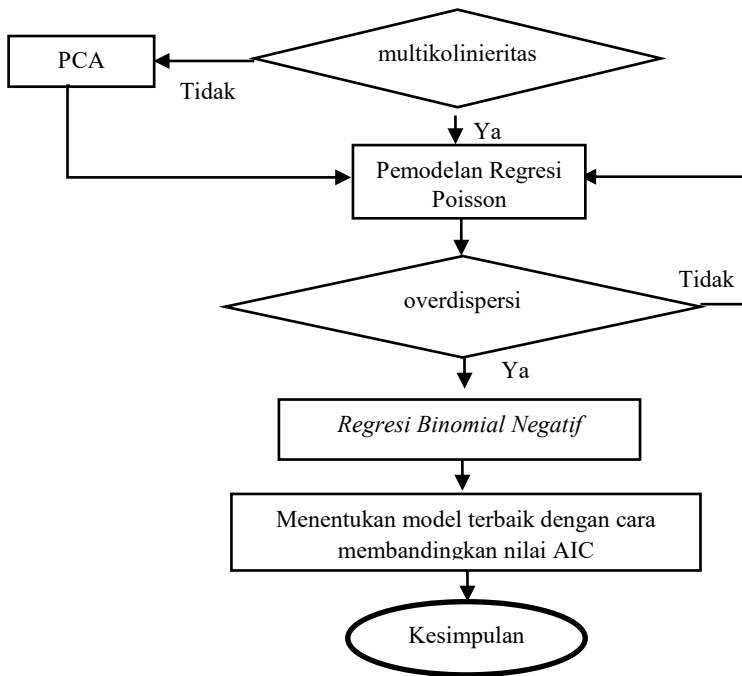
3.3 Langkah Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Menggambarkan jumlah difteri di Indonesia menggunakan analisis statistika deskriptif.
2. Mengidentifikasi dan menyelesaikan adanya kasus multikolinieritas.
3. Mendapatkan model terbaik dari regresi poisson untuk difteri di Indonesia pada tahun 2014, dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menaksir parameter regresi poisson.
 - b. Menguji signifikansi parameter model regresi poisson secara serentak dan parsial.
 - c. Menghitung nilai AIC dari model regresi poisson.
4. Menguji overdispersi dengan melihat nilai *deviance* dibagi derajat bebasnya.
5. Mendapatkan model terbaik dari regresi binomial negatif untuk difteri di Indonesia pada tahun 2014, dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menaksir parameter regresi binomial negatif.
 - b. Menguji signifikansi parameter model regresi binomial negatif secara serentak dan parsial.
 - c. Menghitung nilai AIC dari model Regresi Binomial Negatif.
6. Membandingkan nilai AIC dari model regresi poisson dan regresi binomial negatif.
7. Menarik kesimpulan.

Gambaran langkah penelitian pada tugas akhir ini dapat dilihat seperti pada Gambar 3.1





Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah Analisis

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijabarkan hasil analisis sekaligus pembahasan untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu mengenai karakteristik jumlah kasus difteri di Indonesia pada tahun 2014 menggunakan statistika deskriptif dan peta persebarannya, pemeriksaan multikolinearitas, pemeriksaan overdispersi dan pemodelan kejadian difteri menggunakan metode regresi binomial negative. Bagian awal ini akan disajikan tentang deskripsi penyebaran difteri dan karakteristik faktor – faktor yang mempengaruhinya.

4.1 Gambaran Jumlah Kejadian Difteri di Indonesia Beserta Variabel yang Mempengaruhinya

Jumlah kejadian difteri beserta variabel – variabel yang mempengaruhinya di Indonesia akan digambarkan dengan statistika deskriptif berupa *mean*, *variance*, *minimum*, dan *maximum* serta dengan diagram batang.

4.1.1 Gambaran Kejadian Difteri di Indonesia

Difteri merupakan penyakit menular serta mematikan yang masih mewabah di Indonesia. Pada tahun 2014 Indonesia menduduki peringkat ketiga dengan jumlah kejadian difteri sebanyak 369 kasus yang mana jumlah kasus meninggal ada sebanyak 16 kasus. Berikut adalah perkembangan kejadian difteri di Indonesia dari tahun 2010 hingga tahun 2014 (selama 5 tahun) berdasarkan data pada Lampiran 1.



Gambar 4.1 Perkembangan Kejadian Difteri di Indonesia

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa jumlah kejadian difteri dari tahun 2010 hingga tahun 2012 mengalami kenaikan, namun untuk tahun 2012 hingga tahun 2014 mengalami penurunan. Meskipun mengalami penurunan dari tahun 2013 hingga tahun 2014 tetapi jumlah kejadian difteri di tahun 2014 masih lebih besar dari jumlah kejadian difteri di tahun 2010. Jumlah kematian terbesar ada pada tahun 2012 yakni sebesar 78 kasus sedangkan angka kematian terkecil ada pada tahun 2014.

Kejadian difteri tahun 2014 memiliki rata-rata sebesar 12 kejadian dan varians sebesar 2608. Nilai varians yang tinggi menyatakan bahwa keragaman kejadian difteri di Indonesia juga tinggi. Berikut adalah Lima propinsi yang memiliki jumlah kejadian tertinggi dari tahun 2010 hingga tahun 2014.

Tabel 4.1 5 Propinsi Kejadian Difteri Tertinggi di Indonesia

Tahun	Propinsi*				
	1	2	3	4	5
2010	Jatim	Jateng	Jabar	Sulsel	Sumsel
2011	Jatim	Kaltim	Jabar	Banten	Sulsel
2012	Jatim	Kalsel	Sulsel	Jateng	Jabar
2013	Jatim	Kalbar	Banten	Sulteng	Kalsel
2014	Jatim	Kalbar	Banten	Jabar	Sumbar

*) Urutan kejadian tertinggi ditulis dari kiri ke kanan

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa Jawa Timur merupakan propinsi yang memiliki jumlah kejadian difteri paling tinggi selama 5 tahun dari tahun 2010 hingga tahun 2014.

4.1.2 Gambaran Variabel yang Mempengaruhi Kejadian Difteri

Kejadian difteri di Indonesia dipengaruhi oleh beberapa variabel, diantaranya adalah persentase penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3, persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap air minum layak, persentase rumah sehat, jumlah sarana kesehatan (puskesmas), dan jumlah tenaga medis. Berikut adalah gambaran mengenai variabel yang mempengaruhi kejadian difteri di Indonesia berdasarkan data pada Lampiran 2.

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Variabel yang Mempengaruhi Kejadian Difteri di Indonesia

<i>Variable</i>	<i>Mean</i>	<i>Variance</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
X1	32,35	1536,77	0	100
X2	52,59	210,94	25,5	76,61
X3	65,31	136,04	35,17	93,22
X4	65,68	274,29	0	88,12
X5	293,4	58984,6	61	1050
X6	2652	10471626	278	11710

Berdasarkan Tabel 4.2 diketahui nilai rata – rata persentase penderita difteri yang memperoleh imunisasi DPT3 di Indonesia (X_1) adalah sebesar 32,35%. Nilai varians yang tinggi pada pemberian imunisasi kepada penderita difteri menunjukkan bahwa masih ada propinsi di Indonesia yang tidak semua penduduknya memperoleh imunisasi DPT3. Hanya Propinsi Riau, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Timur, dan Sulawesi Selatan yang seluruh penderita difteri

pernah mendapatkan imunisasi DPT3. Rata – rata propinsi di Indonesia memiliki persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2) adalah sebesar 52,59%. Propinsi yang memiliki kesadaran paling tinggi berperilaku hidup bersih dan sehat adalah Sulawesi Utara sedangkan propinsi yang memiliki kesadaran paling rendah adalah Papua Barat. Rata – rata propinsi di Indonesia memiliki persentase rumah tangga yang memiliki akses air minum layak (X_3) adalah sebesar 65,31%. Propinsi Bali merupakan propinsi yang penduduknya memiliki akses air minum layak tertinggi di Indonesia yakni dengan persentase 93,22%. Hal ini menunjukkan bahwa Bali sudah melebihi target Renstra Kementerian Kesehatan tahun 2014 yaitu sebesar 67%. Namun masih ada propinsi yang belum memenuhi target renstra seperti Propinsi Bengkulu yang penduduknya memiliki akses terhadap air minum layak terendah di Indonesia yaitu sebesar 35,17%. Rata – rata propinsi di Indonesia memiliki persentase rumah tangga yang memenuhi syarat kesehatan (X_4) adalah sebesar 65,68%. Propinsi yang penduduknya memiliki rumah yang memenuhi syarat kesehatan terendah adalah Propinsi Maluku dengan persentase sebesar 33,05%. Untuk Propinsi Papua nilai persentasenya 0 karena Papua belum dilakukan penilaian rumah yang memenuhi syarat kesehatan. Hasil ini belum memenuhi target Renstra Kementerian Kesehatan tahun 2014 yakni sebesar 77%. Sedangkan untuk propinsi yang telah memenuhi target adalah Propinsi Bali, Maluku Utara dan Sulawesi Tengah dengan Propinsi Bali yang memiliki persentase tertinggi yakni sebesar 88,%. Rata-rata jumlah sarana kesehatan khususnya puskesmas (X_5) di Indonesia adalah 293 unit. Nilai varians jumlah sarana kesehatan yang ada Indonesia tinggi hal ini menunjukkan bahwa ada perbedaan jumlah sarana kesehatan yang tinggi antar propinsi di Indonesia. Propinsi yang memiliki jumlah sarana kesehatan tertinggi khususnya puskesmas adalah Propinsi Jawa Barat dengan jumlah puskesmas sebanyak 1050. Sedangkan

propinsi yang memiliki jumlah puskesmas terendah adalah Propinsi Kepulauan Bangka Belitung dengan jumlah puskesmas sebanyak 61. Rata – rata jumlah tenaga medis (X_6) yang ada di setiap propinsi di Indonesia adalah sebanyak 2652 orang. Jumlah tenaga medis di Indonesia juga memiliki varians yang tinggi. Hal ini menunjukkan ada perbedaan yang tinggi dalam persebaran tenaga medis di Indonesia. Propinsi yang memiliki paling banyak tenaga medis adalah Propinsi Jawa Barat dengan jumlah tenaga medis sebanyak 11.710 orang. Sedangkan propinsi yang memiliki tenaga medis terendah adalah Propinsi Papua Barat dengan jumlah tenaga medis sebanyak 278 orang.

4.2 Pemodelan Jumlah Kasus Difteri di Indonesia tahun 2014

Jumlah kasus difteri merupakan data *count* sehingga pembentukannya menggunakan regresi poisson. Pada kasus ini diduga terjadi kasus overdispersi sehingga metode yang cocok digunakan adalah regresi binomial negatif.

4.2.1 Pemeriksaan Multikolinearitas

Sebelum melakukan analisis menggunakan regresi binomial negatif maka dilakukan pengujian multikolinieritas terhadap data yang digunakan untuk mengetahui apakah diantara variabel prediktor tidak memiliki korelasi yang tinggi. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi multikolinearitas adalah dengan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Tabel 4.3 adalah nilai VIF dari variabel predktor yang diperoleh dari rumus (2.2) yang perhitungan lengkapnya ada di Lampiran 3-8.

Tabel 4.3 Nilai VIF dari Variabel Prediktor

Var	VIF
X1	1,5288182
X2	1,3342228
X3	2,0815987

X4	1,6455488
X5	8,7796313
X6	9,6339114

Multikolinearitas terjadi apabila nilai VIF dari variabel prediktor lebih dari 10. Bila dilihat dari Tabel 4.3 menunjukkan bahwa nilai VIF dari masing – masing variabel prediktor kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi kasus multikolinearitas. Sehingga dapat dilanjutkan ke pemodelan regresi poisson.

4.2.2 Pemodelan Regresi Poisson

Setelah dilakukan pemeriksaan kasus multikolinearitas antar variabel prediktor dilanjutkan pada pemodelan regresi poisson. Data jumlah kejadian difteri merupakan data *count* (diskrit) sehingga digunakan regresi poisson untuk memodelkan jumlah kejadian difteri. Tabel 4.4 merupakan estimasi parameter model regresi poisson.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Parameter	<i>Estimate</i>	<i>Std.Error</i>	<i>Z Value</i>
β_0	-7,4460000	0,89240000	-8,344
β_1	0,0006384	0,00316100	0,202
β_2	-0,0692400	0,00723400	-9,571
β_3	0,1027000	0,01133000	9,065
β_4	0,0493800	0,01335000	3,700
β_5	0,0085080	0,00104900	8,114
β_6	-0,0003145	0,00008736	-3,600
AIC = 444,85			
Devians = 361,42		DF = 26	

Tabel 4.4 diperoleh dari perhitungan *software R* dengan *syntax* yang ada di Lampiran 9 yang mana hasil lengkapnya ada di Lampiran 10. Pengujian serentak signifikansi parameter model regresi poisson bertujuan untuk mengetahui apakah secara serentak variabel prediktor memberikan pengaruh

terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_6 = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, 6$$

Berdasarkan hasil pengujian dengan taraf signifikan 15% diperoleh $\chi^2_{(6;0,15)}$ sebesar 9,446 yang artinya lebih kecil dari nilai deviance (361,42) sehingga H_0 ditolak yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Nilai deviance diperoleh dari rumus 2.10. Sehingga perlu dilanjutkan pada pengujian secara parsial untuk mengetahui variabel prediktor mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_k = 0$$

$$H_1: \beta_k \neq 0$$

Berdasarkan Tabel 4.4 dengan taraf signifikan 5% diperoleh $Z_{(\frac{0,05}{2})}$ sebesar 1,439 yang lebih kecil dari nilai Z Value sehingga H_0 ditolak untuk parameter $\beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$, dan β_6 yang berarti bahwa variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian difteri adalah persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap air minum layak, persentase rumah sehat, jumlah sarana kesehatan (puskesmas) dan jumlah tenaga medis. Sehingga diperoleh model regresi poisson sebagai berikut.

$$\ln(\hat{\mu}) = -7,446 - 0,06924X_2 + 0,1027X_3 + 0,04938X_4 + 0,008508X_5 - 0,0003145X_6.$$

Berdasarkan model regresi poisson yang terbentuk dapat disimpulkan bahwa setiap pertambahan 1 persen rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2) maka akan mengurangi rata-rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,06924) = 1,07 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Setiap kenaikan 1 tenaga medis (X_6) maka akan

mengurangi rata – rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,0003145) = 1,00031 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Setiap penambahan 1 persen rumah tangga yang memiliki akses terhadap air minum layak (X_3) maka akan menambah rata – rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,1027) = 1,1 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Setiap penambahan 1 persen rumah sehat (X_4) maka akan menambah rata – rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,04938) = 1,05 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Setiap penambahan 1 unit sarana kesehatan puskesmas (X_5) maka akan menambah rata – rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,008508) = 1,008 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan.

4.2.3 Pemeriksaan Overdispersi

Regresi poisson memiliki ciri bahwa nilai *mean* sama dengan varians yang disebut equidispersi tetapi pada kasus jumlah kejadian difteri terdapat kasus overdispersi. Overdispersi dapat dideteksi dengan membagi nilai *deviance* pada model regresi poisson dengan derajat bebasnya. Nilai *deviance* regresi poisson adalah 361,42 dengan derajat bebas 26 sehingga rasio nilai devians dengan derajat bebasnya bernilai 13,9. Nilai tersebut lebih dari 1, artinya terdapat kasus overdispersi pada kasus jumlah kejadian difteri. Overdispersi pada regresi poisson dapat menyebabkan estimasi parameter bias dan tidak efisien sehingga regresi poisson tidak sesuai untuk kasus ini. Untuk mengatasi overdispersi pada regresi poisson maka dilakukan pemodelan menggunakan regresi binomial negatif. Langkah awal dalam pemodelan regresi binomial negatif adalah penentuan nilai initial θ yang bertujuan untuk meminimumkan parameter dispersi sehingga dapat mengatasi kasus overdispersi. Initial θ didapatkan melalui hasil *trial-error* sehingga didapatkan rasio nilai devians dengan derajat bebasnya bernilai 1 yang artinya tidak

terdapat kasus overdispersi. Tabel 4.5 adalah hasil *trial-error* initial θ .

Tabel 4.5 Nilai Initial θ

Initial θ	Deviance	DF	Deviance/DF
0,5	28,279	26	1,087654
0,45	26,228	26	1,008769
0,4446	26,001	26	1,000038
0,44457	26	26	1

Nilai *trial-error* initial θ diperoleh dari perhitungan *software R* yang *syntax*nya ada di Lampiran 9 yang mana hasil lengkapnya ada di Lampiran 11-14. Berdasarkan hasil *trial-error* initial θ yang memiliki rasio nilai devians dengan derajat bebasnya bernilai 1 adalah sebesar 0,44457 sehingga dilakukan pemodelan regresi binomial negative dengan initial θ sebesar 0,44457.

4.2.4 Pemodelan Regresi Binomial Negatif

Setelah diperoleh nilai *initial* θ sebesar 0,44457 maka langkah berikutnya adalah melakukan pemodelan regresi binomial negatif dengan θ sebesar 0,44457. Tabel 4.6 adalah estimasi model regresi binomial negatif.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Parameter	Estimate	Std.Error	Z Value
β_0	5,26123	3,893578	1,351
β_1	0,025256	0,011485	2,199
β_2	-0,04008	0,028805	-1,392
β_3	-0,05054	0,046691	-1,082
β_4	-0,00726	0,027744	-0,262
β_5	-0,00224	0,004346	-0,515
β_6	0,000569	0,000347	1,638
AIC = 164,79			
Devians = 26		DF = 26	

Tabel 4.6 diperoleh dari perhitungan *software R* dengan *syntax* yang ada di Lampiran 9 yang mana hasil lengkapnya ada di Lampiran 11. Pengujian serentak signifikansi parameter model regresi binomial negatif bertujuan untuk mengetahui apakah secara serentak variabel prediktor memberikan pengaruh terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_6 = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, 6$$

Berdasarkan hasil pengujian dengan taraf signifikan 15% diperoleh $\chi^2_{(6;0,15)}$ sebesar 9,446 yang artinya lebih kecil dari nilai deviance (26) sehingga H_0 ditolak yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Nilai deviance diperoleh dari rumus 2.18. Sehingga perlu dilanjutkan pada pengujian secara parsial untuk mengetahui variabel prediktor mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_k = 0$$

$$H_1: \beta_k \neq 0$$

Berdasarkan Tabel 4.6 dengan taraf signifikan 15% diperoleh $z_{(\frac{0,15}{2})}$ sebesar 1,439 yang lebih kecil dari nilai z Value sehingga H_0 ditolak untuk parameter β_1 , dan β_6 yang berarti bahwa variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian difteri adalah persentase penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3, persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, dan jumlah tenaga medis. Sehingga diperoleh model regresi binomial negatif sebagai berikut.

$$\ln(\hat{\mu}) = 5,26123 + 0,025256X_1 + 0,000569X_6.$$

Berdasarkan model regresi poisson yang terbentuk dapat disimpulkan bahwa setiap pertambahan 1 persen penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3 (X_1)

maka akan menambah rata-rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,025256) = 1,025 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Variabel ini menambah jumlah kejadian difteri karena kekebalan setiap orang berbeda-beda. Setiap kenaikan 1 jumlah tenaga medis (X_6) maka akan menambah rata – rata jumlah kejadian difteri sebesar $\exp(0,000569) = 1,000569 \approx 1$ kasus dengan asumsi variabel lain konstan. Variabel ini menambah jumlah kejadian difteri karena tenaga medis kurang berpengalaman dan tidak semua tenaga medis dapat dijangkau penderita.

4.3 Perbandingan Nilai AIC

Setelah dilakukan pemodelan regresi binomial negatif, untuk mengetahui model terbaik maka dilakukan perbandingan nilai AIC antara regresi poisson dan regresi binomial negatif. Tabel 4.7 adalah perbandingan dari nilai AIC keduanya.

Tabel 4.7 Perbandingan Nilai AIC

Model	AIC
Regresi Poisson	444,85
Regresi Binomial Negatif	164,79

Nilai AIC diperoleh dari perhitungan *software R* dengan *syntax* yang ada di Lampiran 9 yang mana hasil lengkapnya ada di Lampiran 10-11. Berdasarkan Tabel 4.7 maka dapat diketahui bahwa model regresi binomial negative lebih baik dari model regresi poisson karena nilai AIC regresi binomial negatif lebih kecil.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Jumlah Kejadian Difteri di Tiap Propinsi di Indonesia Tahun 2010-2014

Propinsi	Jumlah Penderita Difteri				
	2010	2011	2012	2013	2014
Aceh	0	0	1	4	5
Sumatera Utara	0	2	0	0	4
Sumatera Barat	0	1	2	0	9
Riau	0	0	4	3	1
Jambi	0	0	0	13	0
Sumatera Selatan	5	2	5	0	3
Bengkulu	0	1	1	0	0
Lampung	1	1	0	3	0
Kepulauan Bangka Belitung	0	3	1	1	1
Kepulauan Riau	0	0	2	0	0
DKI Jakarta	3	1	0	4	2
Jawa Barat	12	45	31	9	16
Jawa Tengah	24	4	32	9	2
DI Yogyakarta	0	1	2	2	0
Jawa Timur	119	663	954	610	295
Banten	4	12	13	20	17
Bali	0	1	2	4	1
NTB	0	0	0	1	1
NTT	0	0	0	0	0
Kalimantan Barat	4	6	15	28	21
Kalimantan Tengah	0	0	0	0	1
Kalimantan Selatan	4	1	61	15	3
Kalimantan Timur	0	52	13	15	2

LAMPIRAN 1. Jumlah Kejadian Difteri di Tiap Propinsi di Indonesia Tahun 2014 (Lanjutan)

Propinsi	Jumlah Penderita Difteri				
	2010	2011	2012	2013	2014
Sulawesi Utara	0	0	0	3	3
Sulawesi Tengah	0	0	0	19	2
Sulawesi Selatan	10	6	50	12	5
Sulawesi Tenggara	3	4	0	0	0
Gorontalo	0	0	0	0	0
Sulawesi Barat	0	0	3	0	0
Maluku	0	0	0	0	1
Maluku Utara	0	0	0	0	0
Papua Barat	0	0	0	0	0
Papua	0	0	0	0	1
Jumlah	189	806	1192	775	396

Sumber :

Profil Kesehatan Kementerian Kesehatan Indonesia Tahun 2010, 2011, 2012, 2013, dan 2014

LAMPIRAN 2. Variabel Prediktor

NO	Propinsi	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Y
1	Aceh	0	30.33	61.1	36.76	337	2643	5
2	Sumatera Utara	50	60.04	67.13	73.4	570	6556	4
3	Sumatera Barat	88.89	53.28	61.2	72.48	264	1902	9
4	Riau	100	51.85	73.18	74	211	2347	1
5	Jambi	0	72.45	60.78	73.53	176	1250	0
6	Sumatera Selatan	33.33	64.03	59.14	72.28	321	2427	3
7	Bengkulu	0	53.84	35.17	69.7	180	554	0
8	Lampung	0	60.46	51.48	71.25	290	1623	0
9	Kepulauan Bangka Belitung	0	64.92	62.53	71.57	61	495	1
10	Kepulauan Riau	0	37.76	83.27	75.5	73	788	0
11	DKI Jakarta	0	69.25	91.23	73	340	9779	2
12	Jawa Barat	75	51.4	63.92	67.31	1050	11710	16
13	Jawa Tengah	50	71.12	71.41	70.4	875	10009	2
14	DI Yogyakarta	0	37.46	77.7	69.85	121	2448	0
15	Jawa Timur	68.14	48.25	74.82	74	960	10569	295
16	Banten	23.53	61.11	67.76	69.43	231	3893	17
17	Bali	100	74.25	93.22	88.12	120	2427	1
18	NTB	100	29.48	63.94	71.12	158	1067	1
19	NTT	0	49.02	52.65	60.3	370	1054	0
20	Kalimantan Barat	28.57	40.72	60.91	64.7	238	1089	21
21	Kalimantan Tengah	0	44.08	58.73	59.7	195	663	1
22	Kalimantan Selatan	33.33	49.74	57.67	48.1	228	1501	3
23	Kalimantan Timur	100	75.26	75.11	72.37	174	1575	2
24	Sulawesi Utara	66.67	76.61	70.16	70.65	187	1549	5
25	Sulawesi Tengah	50	31.45	58.26	79.66	184	870	4
26	Sulawesi Selatan	100	53.43	68.68	76.6	446	3398	9

LAMPIRAN 2. Variabel Prediktor (Lanjutan)

NO	Propinsi	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Y
27	Sulawesi Tenggara	0	44.52	73.74	59.09	269	538	3
28	Gorontalo	0	69.37	66.18	59.79	93	403	2
29	Sulawesi Barat	0	53.63	50.88	76.04	94	280	5
30	Maluku	0	38.39	63.01	33.05	197	511	0
31	Maluku Utara	0	55.03	61.98	81.8	127	380	0
32	Papua Barat	0	25.5	68.8	52	149	278	0
33	Papua	0	37.44	49.42	0	394	955	1

KETERANGAN :

- X₁: Persentase penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3
- X₂: Persentase rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS)
- X₃: Presentase rumah tangga yang memiliki akses air minum layak
- X₄: Persentase rumah sehat menurut propinsi
- X₅: Jumlah Sarana Kesehatan Puskesmas
- X₆: Jumlah Tenaga Medis
- Y : Jumlah kejadian difteri tahun 2014

Sumber :

Bank Data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia
 Profil Kesehatan Kementerian Kesehatan Indonesia Tahun 2014

LAMPIRAN 3. Nilai VIF untuk X_1 **Regression Analysis: X1 versus X2; X3; X4; X5; X6; X7**

The regression equation is

$$X1 = -149.1 + 0.189 X2 + 1.378 X3 + 0.930 X4 + 0.1529 X5 - 0.00921 X6$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-149.1	58.7	-2.54	0.017	
X2	0.189	0.484	0.39	0.700	1.33
X3	1.378	0.707	1.95	0.062	1.82
X4	0.930	0.437	2.13	0.043	1.41
X5	0.1529	0.0684	2.24	0.034	7.40
X6	-0.00921	0.00558	-1.65	0.110	8.75

$$S = 34,5149 \quad R\text{-Sq} = 34,59\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 22,48\%$$

$$\begin{aligned} VIF_1 &= \frac{1}{1 - R_1^2} = \\ &= \frac{1}{1 - 34,59\%} \\ &= 1,528818 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 4. Nilai VIF untuk X_2 **Regression Analysis: X2 versus X1; X3; X4; X5; X6; X7**

The regression equation is

$$X2 = 45.1 + 0.0297 X1 - 0.150 X3 + 0.268 X4 - 0.0308 X5 + 0.00295 X6$$

Predictor	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	45.1	24.4	1.85	0.076	
X1	0.0297	0.0761	0.39	0.7	1.52
X3	-0.15	0.298	-0.5	0.619	2.06
X4	0.268	0.18	1.48	0.149	1.52
X5	-0.0308	0.0289	-1.06	0.297	8.42
X6	0.00295	0.00225	1.31	0.201	9.05

$$S = 13,6884 \quad R\text{-Sq} = 25,5\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 11,17\%$$

$$\begin{aligned}
 VIF_2 &= \frac{1}{1-R_f^2} \\
 &= \frac{1}{1-25,5\%} \\
 &= 1,334223
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 5. Nilai VIF untuk X₃

Regression Analysis: X3 versus X1; X2; X4; X5; X6; X7

The regression equation is

$$\begin{aligned}
 X3 &= 72.19 + 0.0896 X1 - 0.062 X2 - 0.034 X4 - 0.0602 X5 \\
 &+ 0.00504 X6
 \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	72.19	9.19	7.85	0	
X1	0.0896	0.0459	1.95	0.062	1.34
X2	-0.062	0.123	-0.5	0.619	1.32
X4	-0.034	0.12	-0.28	0.781	1.64
X5	-0.0602	0.015	-4.01	0	5.51
X6	0.00504	0.00113	4.45	0	5.56

S = 8,80096 R-Sq = 51,96% R-Sq(adj) = 32,36%

$$\begin{aligned}
 VIF_3 &= \frac{1}{1-R_f^2} \\
 &= \frac{1}{1-51,96\%} \\
 &= 2,081599
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 6. Nilai VIF untuk X₄

Regression Analysis: X4 versus X1; X2; X3; X5; X6; X7

The regression equation is

$$\begin{aligned}
 X4 &= 57.5 + 0.1543 X1 + 0.282 X2 - 0.0537 X5 + 0.00369 X6 - \\
 &0.086 X3
 \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	57.5	24.2	2.38	0.025	
X1	0.1543	0.0725	2.13	0.043	1.31
X2	0.282	0.19	1.48	0.149	1.23
X5	-0.0537	0.0285	-1.89	0.07	7.75
X6	0.00369	0.00227	1.62	0.117	8.78
X3	-0.086	0.307	-0.28	0.781	2.08

S = 14,0558 R-Sq = 27,97% R-Sq(adj) = 1,99%

$$\begin{aligned}
 VIF_4 &= \frac{1}{1 - R_f^2} \\
 &= \frac{1}{1 - 27,97\%} \\
 &= 1,645549
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 7. Nilai VIF untuk X₅

Regression Analysis: X5 versus X1; X2; X3; X4; X6; X7

The regression equation is

$$X5 = 681 + 1.022 X1 - 1.31 X2 + 0.07335 X6 - 6.19 X3 - 2.17 X4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	681	107	6.4	0	
X1	1.022	0.457	2.24	0.034	1.29
X2	-1.31	1.23	-1.06	0.297	1.28
X6	0.07335	0.00544	13.47	0	1.25
X3	-6.19	1.55	-4.01	0	1.31
X4	-2.17	1.15	-1.89	0.07	1.4

S = 89,2463 R-Sq = 88,61% R-Sq(adj) = 86,5%

$$\begin{aligned}
 VIF_5 &= \frac{1}{1 - R_f^2} \\
 &= \frac{1}{1 - 88,61\%} \\
 &= 8,779631
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 8. Nilai VIF untuk X_6 **Regression Analysis: X6 versus X1; X2; X3; X4; X5; X7**

The regression equation is

$$X6 = -8633 - 9.96 X1 + 20.3 X2 + 83.9 X3 + 24.1 X4 + 11.868 X5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	-8633	1363	-6.33	0	
X1	-9.96	6.03	-1.65	0.11	1.39
X2	20.3	15.5	1.31	0.201	1.25
X3	83.9	18.9	4.45	0	1.2
X4	24.1	14.8	1.62	0.117	1.5
X5	11.868	0.881	13.47	0	1.14

S = 1135,28 R-Sq = 89,62% R-Sq(adj) = 87,69%

$$\begin{aligned}
 VIF_6 &= \frac{1}{1 - R_f^2} \\
 &= \frac{1}{1 - 89,62\%} \\
 &= 9,633911
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN 9. Syntax program R untuk regresi poisson dan regresi binomial negatif

```
# REGRESI POISSON#
library(MASS)
dat=read.table("E:/Difteri.txt", sep=";", TRUE)
regpoisson=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=
poisson,data=dat)
summary(regpoisson)

#REGRESI BINOMIAL NEGATIF#
library(MASS)
dat=read.table("E:/Difteri.txt", sep=";", TRUE)
modelnegbin=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=negative.binomi
al(0.44457), data=dat)
summary(modelnegbin)

library(MASS)
dat=read.table("E:/Difteri.txt", sep=";", TRUE)
modelnegbin=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=negative.binomi
al(0,4446), data=dat)
summary(modelnegbin)

library(MASS)
dat=read.table("E:/Difteri.txt", sep=";", TRUE)
modelnegbin=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=negative.binomi
al(0,45), data=dat)
summary(modelnegbin)

library(MASS)
dat=read.table("E:/Difteri.txt", sep=";", TRUE)
modelnegbin=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=negative.binomi
al(0,5), data=dat)
summary(modelnegbin)
```

LAMPIRAN 10. Output Regresi Poisson

Call:					
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family = poisson, data = dat)					
Deviance Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-7.3456	-2.2790	-0.6733	1.4549	9.0345	
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-7.45E+00	8.92E-01	-8.344	< 2e-16	***
X1	6.38E-04	3.16E-03	0.202	0.839946	
X2	-6.92E-02	7.23E-03	-9.571	< 2e-16	***
X3	1.03E-01	1.13E-02	9.065	< 2e-16	***
X4	4.94E-02	1.34E-02	3.7	0.000216	***
X5	8.51E-03	1.05E-03	8.114	4.90E-16	***
X6	-3.15E-04	8.74E-05	-3.6	0.000318	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)					
Null deviance: 1813.89 on 32 degrees of freedom					
Residual deviance: 361.42 on 26 degrees of freedom					
AIC: 444.85					
Number of Fisher Scoring iterations: 8					

LAMPIRAN 11. Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,44457$

Call :					
glm (formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family = negative.binomial(0.44457), data = dat)					
Deviance Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-1.32672	-1.01462	-0.65800	-0.02977	2.09243	

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.2612302	3.8935779	1.351	0.188
X1	0.0252556	0.0114853	2.199	0.037 *
X2	-0.0400832	0.0288054	-1.392	0.176
X3	-0.0505410	0.0466907	-1.082	0.289
X4	-0.0072615	0.0277440	-0.262	0.796
X5	-0.0022360	0.0043455	-0.515	0.611
X6	0.0005691	0.0003474	1.638	0.113

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(0.4446) family taken to be 1.432985)

Null deviance: 65.013 on 32 degrees of freedom

Residual deviance: 26.000 on 26 degrees of freedom

AIC: 164.79

Number of Fisher Scoring iterations: 18

Theta: 0.592

Std. Err.: 0.179

2 x log-likelihood: -149.941

LAMPIRAN 12. Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,5$

Call:

glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family = negative.binomial(0.5),

data = dat)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.39016	-1.05080	-0.67496	-0.03181	2.19550

Coefficients:

	Estimate	Std Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.083213	3.880796	1.31	0.2017
X1	0.024504	0.011445	2.141	0.0418 *
X2	-0.03958	0.028722	-1.378	0.1799

X3	-0.04862	0.046633	-1.043	0.3067
X4	-0.00661	0.027682	-0.239	0.8132
X5	-0.00206	0.004321	-0.476	0.6383
X6	0.000554	0.000346	1.602	0.1212

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(0.5) family taken to be 1.571154)

Null deviance: 71.655 on 32 degrees of freedom

Residual deviance: 28.279 on 26 degrees of freedom

AIC: 164.24

Number of Fisher Scoring iterations: 18

LAMPIRAN 13. Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,45$

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family =  
negative.binomial(0.45),  
data = dat)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.33232	-1.01831	-0.65975	-0.02768	2.10292

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	T value	Pr(> t)
(Intercept)	5.242801	3.892268	1.347	0.1896
X1	0.025178	0.011481	2.193	0.0375*
X2	-0.04003	0.028797	-1.39	0.1763
X3	-0.05034	0.046685	-1.078	0.2908
X4	-0.00719	0.027738	-0.259	0.7974
X5	-0.00222	0.004343	-0.511	0.614
X6	0.000568	0.000347	1.635	0.1142

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(0.45) family taken to be 1.446778)

Null deviance: 65.672 on 32 degrees of freedom
 Residual deviance: 26.228 on 26 degrees of freedom
 AIC: 164.72
 Number of Fisher Scoring iterations: 18

LAMPIRAN 14. Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,4446$

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family =
negative.binomial(0.4446),
data = dat)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.32675	-1.01464	-0.65801	-0.02976	2.09248

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.261128	3.893571	1.351	0.188
X1	0.025255	0.011485	2.199	0.037 *
X2	-0.04008	0.028805	-1.392	0.176
X3	-0.05054	0.046691	-1.082	0.289
X4	-0.00726	0.027744	-0.262	0.796
X5	-0.00224	0.004345	-0.515	0.611
X6	0.000569	0.000347	1.638	0.113

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(0.4446) family taken to be 1.433061)

Null deviance: 65.017 on 32 degrees of freedom
 Residual deviance: 26.001 on 26 degrees of freedom
 AIC: 164.79
 Number of Fisher Scoring iterations: 18

LAMPIRAN 15. Surat Pernyataan Data Sekunder**SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Jurusan Statistika FMIPA ITS :

Nama : Yassinta Nanda Pratama

NRP : 1312100093

menyatakan bahwa data yang saya gunakan dalam Tugas Akhir/Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian / buku / Tugas Akhir / Thesis / publikasi lainnya yaitu:

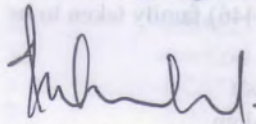
Sumber : Kementrian Kesehatan RI

Keterangan : Bank Data dan Profil Kesehatan 2010-2014

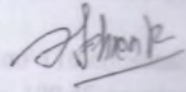
Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, Juli 2016



(Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si)
NIP.196206031987012001



(Yassinta Nanda P.)
NRP. 1312100093

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Jumlah Kejadian Difteri di Tiap Propinsi di Indonesia Tahun 2010-2014.....	39
Lampiran 2.	Variabel Prediktor.....	41
Lampiran 3.	Nilai VIF untuk X_1	43
Lampiran 4.	Nilai VIF untuk X_2	43
Lampiran 5.	Nilai VIF untuk X_3	44
Lampiran 6.	Nilai VIF untuk X_4	44
Lampiran 7.	Nilai VIF untuk X_5	45
Lampiran 8.	Nilai VIF untuk X_6	46
Lampiran 9.	Syntax program R untuk regresi poisson dan regresi binomial negatif.....	47
Lampiran 10.	Output Regresi Poisson	48
Lampiran 11.	Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,44457$	48
Lampiran 12.	Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,5$	49
Lampiran 13.	Output Regresi Binomial Negatif $\theta=0,45$...	50
Lampiran 14.	Output Regresi Binomial Negatif $\theta =0,4446$	51

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Berdasarkan hasil pemodelan regresi binomial negatif diperoleh model sebagai berikut.
$$\ln(\hat{\mu}) = 5,26123 + 0,025256X_1 + 0,000569X_6.$$
2. Faktor – faktor yang mempengaruhi kejadian difteri di Indonesia adalah persentase penderita difteri yang mendapatkan imunisasi DPT3 dan jumlah tenaga medis.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian diatas, berikut adalah saran yang dapat diberikan.

1. Penambahan variabel prediktor yang memberikan pengaruh meningkatnya jumlah kejadian difteri di Indonesia.
2. Pemerintah perlu meningkatkan pemberian imunisasi khususnya DPT3 agar seluruh penduduk Indonesia mendapatkan imunisasi, perlu ditambah jumlah tenaga medis serta meningkatkan jumlah rumah tangga yang berperilaku sehat dan bersih agar penyakit difteri tidak menyerang penduduk Indonesia kembali.
3. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut di Propinsi Jawa Timur, Kalimantan Barat, Banten, dan Sulawesi Selatan untuk mengurangi jumlah kejadian difteri di wilayah ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis Second Edition*. New York: John Wiley & Sons.
- Alfa'ida, S. (2013). *Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Jumlah Kasus Difteri dan Faktor - Faktor penyebabnya pada KLB Difteri*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA-ITS Surabaya.
- Bozdogan, H. (2000). *Akaike's Information Criterion and Recent Development in Information Comlexity*. Mathematical Psychology, 44,62-91.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (1998). *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Camb Cambridge University.
- Dinas Kesehatan Lumajang. (2014, March). *Faktor risiko difteri : Faktor penyebab, faktor host, dan faktor lingkungan terjadinya difteri*. Diakses Februari 10, 2016, dari Ruang Berbagi Dinkes lumajang : <http://dinkeslumajang.or.id/faktor-risiko-difteri/>
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis*. Canada: Wiley & Sons, Inc.
- GoSehat. (2015, February 5). *Penyakit Difteri*. Diakses Februari 10, 2016, dari <http://gosehat.com/penyakit-difteri>.
- Hardin, J., & Hilbe, J. (2007). *Generalized Linier Models and Extensions*. Texas: Stata Press.
- Hilbe, M. J. (2007). *Negative Binomial Regression Second Edittion*. New York: Cambridge University Press.
- Hocking, R. (1996). *Method and Applications of Linear Models*. New York: John Wiley and Sons Inc.
- Ikatan Dokter Indonesia. (2011). *Buku Imunisasi di Indonesia*. Jakarta: Satgas Imunisasi Ikatan Dokter Anak Indonesia.
- Irawati, R. (2013). *Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) dan Regresi Binomial Negatif*

- untuk Mengatasi Overdispersi pada Kasus Kanker Serviks di Jawa Timur*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA-ITS Surabaya.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. (2015). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2014*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
-
- _____. (2014). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
-
- _____. (2013). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2012*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
-
- _____. (2012). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2011*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
-
- _____. (2011). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2010*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. *Database Kesehatan per Propinsi*. Diakses pada Februari 10, 2016, dari <http://www.bankdata.depkes.go.id/nasional/public/report/createtablepti>.
- Lestari, K. S. (2012). *Faktor - faktor yang berhubungan dengan Kejadian Difteri di Sidoarjo Tahun 2012*. Depok: Tesis FKM UI.
- Mahardika, N. D. (2014). *Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan Metode Analisis Regresi Binomial Negatif*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika - FMIPA ITS Surabaya.
- Nandasari, B. N. (2014). *Pemodelan Jumlah Kejadian Luar Biasa Difteri di Jawa Timur Menggunakan Geographically Weighted Negative Binomial*

- Regression (GWNBR)*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA-ITS Surabaya.
- Nandi, R., Purkayasha, P., & Bhattacharjee, A. K. (2003). Diphtheria The Patch Remains. *International Congress Series*, 1254.
- Ngastiyah. (2005). *Perawatan Anak Sakit Edisi 2*. Jakarta: EGC.
- Patrick, M. R., & Yvone, S. (2004). *Pocket Guide to Clinical Microbiology 3rd Edition*. Washington DC: Asm Press.
- Permana, A. R. (2015). *Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur dengan Pendekatan Generalized Poisson Regression (GPR) dan Regresi Binomial Negatif*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA - ITS Surabaya.
- Walpole, E. R. (1995). *Pengantar Statistik Edisi Ketiga*. Jakarta: Pustaka Utama.
- World Health Organization. (2013). *Pocket Book of Hospital Care for Children, 2nd Edition*. World Health Organization.
- World Health Organization. *World Health Organization : Diphtheria Reported Cases*. Diakses pada Januari 8, 2016, dari World Health Organization: http://apps.who.int/immunization_monitoring/globalsummary/timeseries/tsincidencediphtheria.html. Diakses pada Hari Rabu, 10 Februari 2016

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Yassinta Nanda Pratama dilahirkan di Kediri pada tanggal 17 Juli 1994, merupakan anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis tinggal di Dusun Tegalsari, RT 004/002, Desa Majasem, Kecamatan Kendal, Kabupaten Ngawi. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis adalah SDN Majasem 1, SMPN 1 Magetan, dan SMAN 1 Magetan. Pada 2012 penulis diterima di Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya melalui jalur SNMPTN Tulis dan terdaftar dengan NRP 1312 100 093. Semasa kuliah penulis aktif dalam organisasi dan kepanitian antara lain sebagai Staff di Departemen Ekonomi dan Sosial BEM FMIPA ITS dan Sekretaris Tim Sosial Masyarakat BEM FMIPA ITS. Segala kritik dan saran yang membangun serta bagi yang ingin berdiskusi lebih lanjut dengan penulis mengenai segala sesuatu yang berkaitan dengan Tugas Akhir ini dapat menghubungi melalui.

Email : yassintayas@gmail.com

Ponsel : 083845223229